

基于一类支持向量机与主成分分析的转静碰摩故障检测技术

陈 果

(南京航空航天大学 民航学院, 南京 210016)

摘 要: 针对实际旋转机械中转静碰摩故障获取困难, 大量拥有的正常非碰摩状态样本, 引入一类支持向量机学习算法进行转静碰摩故障识别, 通过对大量正常样本的学习得到碰摩故障判别边界, 从而实现碰摩故障检测。由于转子故障信号的频谱存在大量冗余, 又提出一种基于主成分分析的转子故障特征提取方法。该方法对信号频谱进行归一化处理, 对大量样本的频谱进行主成分分析, 按不同能量保持率要求提取低维特征。诊断实验表明该方法的正确有效性。

关键词: 转子; 碰摩; 故障诊断; 频谱; 一类支持向量机; 主成分分析; 特征提取

中图分类号: O322 文献标识码: A

Rotor-stator rubbing fault testing technique based on one-class support vector machine and primary component analysis

CHEN Guo

(College of Civil Aviation College, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: In practice, it is very difficult to obtain rubbing fault samples, but non-rubbing normal samples are very rich. Here, one-class support vector machine (SVM) was introduced to recognize rubbing faults, it could obtain the recognition border of rubbing faults through learning from a lot of normal samples. Because rotor fault signal spectral features were very redundant, a new feature extraction method based on the primary component analysis (PCA) was put forward. Firstly, rotor fault signal frequency spectra were normalized. Secondly, spectra data of a lot of samples were analyzed using PCA, and the lower dimensional features were extracted according to different energy preserving rates. Finally, the new approach was verified through some diagnosis tests.

Key words: rotor rubbing; fault diagnosis; frequency spectrum; primary component analysis (PCA); feature extraction

转静碰摩故障是包括航空发动机在内的高速旋转机械最常见故障, 也是其他各种故障综合作用结果, 其破坏性极大。因此, 在实际运行过程中尽快、尽早、准确地识别出碰摩故障意义重大^[1]。然而, 在旋转机械实际应用中, 碰摩故障往往难于获取, 而大量拥有的为正常非碰摩故障, 基于多类的分类问题往往需要大量的训练样本, 且每类样本数量要求相当, 难于实际应用。为此, 本文引入一类支持向量机^[2-6]解决此问题, 以期仅据正常样本判别碰摩故障是否出现。

特征提取是旋转机械转子系统故障诊断的重要环节, 由转子动力学机理分析知, 转子故障的重要特征是出现倍频及分频。基于故障信号频谱分析的特征提取被广泛使用, 且已占统治地位^[1]。但由于旋转机械转子故障特征的强非线性, 导致故障信号的非平稳性, 致

使许多新的特征提取方法, 如小波分析^[7-9]、随机共振^[10]、高阶谱^[11]、EMD^[12]、相关维数^[13]等方法被研究。但目前实际使用中, 频谱特征因其简洁、直观的物理意义, 从频谱中直接提取故障特征仍具有重要意义。传统的特征提取存在缺点: ① 倍频特征需在一定范围寻找, 主观性较强; ② 过多的倍频特征将影响后续模式识别, 需进一步特征选择。本文提出一种新的基于主成分分析 (Primary Component Analysis: PCA) 的频谱特征提取方法, 直接将上千维的频谱数据进行 K-L 变换, 并根据不同的能量保持率提取转子故障频谱特征。与传统方法相比, 该方法集特征提取和选择于一体, 具有更强的自适应性和稳健性。

本文针对碰摩故障, 将碰摩以外的所有样本均认为正常, 仅对大量的正常样本, 利用 PCA 方法直接从信号频谱中提取低维的故障特征, 利用一类支持向量机对正常样本进行学习得到正常域, 当对一个未知样本进行识别时, 首先由 PCA 分析得到的变换矩阵进行特征压缩, 然后判别未知样本是否在正常域内外, 若在正

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61179057)

收稿日期: 2011-03-18 修改稿收到日期: 2011-06-03

作者: 陈果男, 博士, 教授, 博士生导师, 1972年生

常域内为正常,否则为碰摩故障。最后利用实验数据对本文方法进行验证。

1 一类分类问题基本原理

一类分类^[2]目标是如何准确地描述一类对象(称为正类,在故障诊断与工况监测领域通常对应着正常运行状态)在此之外大范围的其它对象(称为负类)则被视为野点,因此,一类分类问题有时又称为数据描述或野点检测。

一类分类方法本质上是寻找包含全体正类样本的最小球体,球体外即为野点区域。对样本集{ x_1, x_2, \dots, x_N }其中样本都为正类。设将样本集中全体样本完全包围的最小球体半径为 R ,球心为 a ,为实现错误划分和区域范围之间的折衷,引入松弛变量 $\xi_i (i=1, 2, \dots, N)$ 和惩罚系数 C ,则样本集满足优化方程:

$$\left. \begin{aligned} L(R) &= R^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \\ \text{s.t. } (x_i - a)(x_i - a)^T &\leq R^2 + \xi_i, \xi_i \geq 0 \\ (i &= 1, 2, \dots, N) \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

定义 Lagrange 函数:

$$L = R^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i - \sum_{i=1}^N \alpha_i [R^2 + \xi_i - (x_i^2 - 2ax_i - a^2)] - \sum_{i=1}^N \gamma_i \xi_i \quad (2)$$

式中: $\alpha_i \geq 0, \gamma_i \geq 0 (i=1, 2, \dots, N)$ 为 Lagrange 系数。将式(2)对 R 和 α 求偏微分,并令其等于 0,同时引入高斯径向基核函数,即:

$$K(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (3)$$

得优化方程为:

$$\left. \begin{aligned} \max L &= \sum_{i=1}^N \alpha_i K(x_i, x_i) - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N K(x_i, x_j) \\ \sum_{i=1}^N \alpha_i &= 1, (0 \leq \alpha_i \leq C) \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

实际上,根据 KKT(Karush-Kuhn-Tucker)条件,大部分 α_i 为 0,只有一小部分 $\alpha_i \geq 0$,与其对应的样本点决定了边界的构成,在此,将其称为支持对象(support objection)。

对待定状态数据 z ,到球心距离的平方为:

$$f(z) = K(z, z) - 2 \sum_{i=1}^N \alpha_i K(z, x_i) + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) \quad (5)$$

设任一支持向量 x_s ,则球体半径的平方为:

$$R^2 = (x_s, x_s) - 2 \sum_{i=1}^N \alpha_i K(x_s, x_i) + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) \quad (6)$$

则定义判据 $RC = f(z) / R^2$ 判断 z 是否为正类样本:

$$\left. \begin{aligned} RC \leq 1 & \quad z \text{ 为正类} \\ RC > 1 & \quad z \text{ 为负类} \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

2 基于主成分分析的转子故障频谱特征提取新方法

2.1 主成分分析基本原理

主成分分析^[2]也称 $K-L$ 变换,是一种常用的正交变换,其作用是减小相关性,突出差异性。假设 x 为 n 维的随机向量,用 n 个正交基向量的加权和表示为:

$$x = \sum_{i=1}^n \alpha_i \varphi_i \quad (8)$$

式中: α_i 为加权系数; φ_i 为正交基向量,满足 $\varphi_i^T \varphi_j = \begin{cases} 1, & i=j \\ 0, & i \neq j \end{cases}$ 式(8)用矩阵形式表示为:

$$x = \Phi \alpha, \alpha = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n\}^T, \Phi = \{\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_n\}$$

为正交矩阵,满足 $\Phi^T \Phi = I$ 。

考虑到 Φ 为正交矩阵,由 $x = \Phi \alpha$ 得:

$$\alpha = \Phi^T x \quad (9)$$

即: $\alpha_j = \varphi_j^T x (j=1, 2, \dots, n)$ (10)

设随机向量 x 的总体自相关矩阵为 $R = E[xx^T]$,将 $x = \Phi \alpha$ 代入得: $R = E[\Phi \alpha \alpha^T \Phi^T] = \Phi E[\alpha \alpha^T] \Phi^T$ 。要求向量 α 的各分量间互不相关,即应满足下列关系:

$$E[\alpha_j \alpha_k^T] = \begin{cases} \lambda_j, & j=k \\ 0, & j \neq k \end{cases} \quad (11)$$

则 $R = \Phi \Lambda \Phi^T$,两边右乘 Φ 得 $R \Phi = \Phi \Lambda \Phi^T \Phi$ 。因 Φ 是正交矩阵,得 $R \Phi = \Phi \Lambda$,即:

$$R \varphi_j = \lambda_j \varphi_j (j=1, 2, \dots, n) \quad (12)$$

由此看出, λ_j 是 x 自相关矩阵 R 的本征值, φ_j 是对应的本征向量。因为 R 是实对称矩阵,其不同本征值对应的本征向量应正交。综上所述, $K-L$ 展开式的系数求解步骤为: ① 求出随机向量 x 自相关矩阵 $R = E[xx^T]$ 。② 求出 R 的本征值 λ_j 和对应的本征向量 $\varphi_j (j=1, 2, \dots, n)$ 。将本征值从大到小排序,如 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_m \geq \dots \geq \lambda_n$,取前 m 个大特征值对应的本征向量构成变换矩阵 $A = \{\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_m\}$; ③ 将 n 维原向量变换成 m 维新向量 $y = A^T x$ 。

2.2 频谱归一化新方法

在主成分分析之前,需对转子故障信号频谱进行预处理,即对所有转速下的故障信号,使频谱中的频率间隔值相同,设 qf_R, f_R 为转子旋转频率, $f_R = n_R / 60, n_R$ 为转子转速,常数 q 通常设为 0.1。设采样点数为 N ,由离散傅里叶变换知,信号分析时间为:

$$T = \frac{1}{qf_R} = N \Delta t \quad (13)$$

$$\text{则: } \Delta t = \frac{1}{Nqf_R} = \frac{1}{Nq} \frac{1}{f_R} \quad (14)$$

由采样定理知,设故障信号最高分析频率 $f_m = 10f_R$,取采样频率 $f_s = 10f_m = 100f_R \geq 2f_m$ 。故:

$$\Delta t = \frac{1}{f_s} = \frac{1}{100f_R} \quad (15)$$

代入式(14)得 $Nq = 100$, $N = 100/q$, $q = 0.1$, $N = 1000$ 。

综上所述,转子故障信号的预处理步骤为:

步骤 1: 设频率分辨率 $qf_R = 0.1f_R$,对原始信号按式(14)进行重采样;

步骤 2: 对重采样信号进行快速傅里叶变换,变换的数据点数为 $N = 1000$;

步骤 3: 设 $n = 100$,在频谱中取前 n 个点作为故障信号的离散频谱特征值,选频谱值最高频率为 $10f_R$ 。

步骤 4: 对每个样本信号形成一个 n 维的特征向量。

步骤 5: 对 m 个样本,重复步骤 1~步骤 4 可得到 m 个 n 维特征向量,从而构成矩阵 X 。然后按上述 PCA 方法进行特征提取。

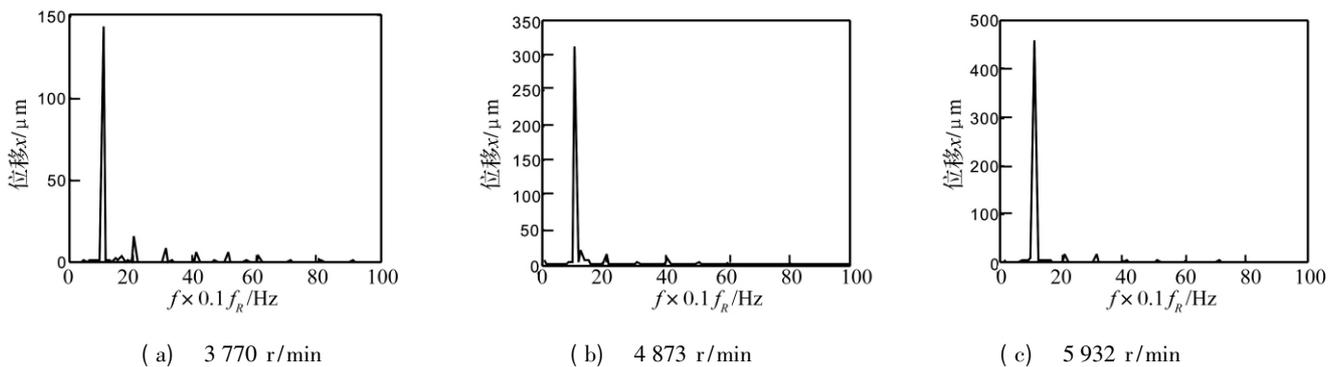


图 1 不平衡故障信号预处理后的频谱(100 个点)

Fig.1 The preprocessed spectra for imbalance fault signals(100 points)

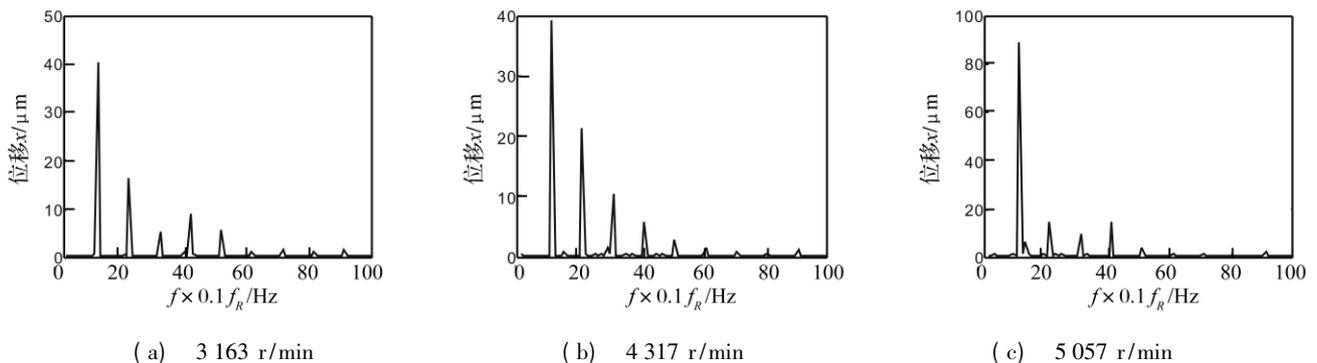


图 2 碰摩故障信号预处理后的频谱(100 个点)

Fig.2 The preprocessed spectra for rubbing fault signals(100 points)

图 1、图 2 分别为不同转速下的不平衡、碰摩故障预处理后的频谱,由于频率间隔为 $\Delta f = qf_R = 0.1f_R$,故图中横坐标为 10 时,所对应的频率值为 f_R 。图 1 中不平衡故障主要表现为 1 倍频;图 2 中碰摩故障表现出了 1 倍频、2 倍频、3 倍频、4 倍频及 5 倍频等成分,说明本文频谱的预处理方法正确合理。

2.3 方法验证

模拟 4 个转子故障信号,信号 1 为正常信号,仅包含基频成分;信号 2 为碰摩故障信号,包含基频和微弱的二倍频;信号 3 在正常信号上叠加了高斯噪声;信号 4 在碰摩信号上叠加了高斯噪声,即:

信号 1: $f(t) = \sin(2\pi f_n t)$

信号 2: $f(t) = \sin(2\pi f_n t) + 0.1\sin(4\pi f_n t)$

信号 3: $f(t) = \sin(2\pi f_n t) + n(t)$

信号 4: $f(t) = \sin(2\pi f_n t) + 0.1\sin(4\pi f_n t) + n(t)$

其中:设转速为 $n_r = 6000$ r/min,则转频为 $f_n = 100$ Hz,采样频率 $f_s = 10000$ Hz。 $n(t)$ 为正态分布 $N(0,1)$ 的白噪声。图 3、图 4 分别为 4 个信号的时间波形及频谱,表 1 为不同信号组合下的 PCA 特征提取结果,由图 3、图 4、表 1 总结如下:

(1) PCA 集特征提取与选取于一体,将 100 维的频谱数据压缩为 2 维,保持了 99.99%;

(2) PCA 的特点是减少相关性,突出差异性,因此,微弱的二倍频特征在频谱上较难分辨,尤其在噪声干扰下几乎不可能辨别,但 PCA 方法确较易发现该微小变化,即使在噪声干扰下,提取的特征维数仍未增加,由此说明 PCA 方法的抗干扰能力很强。

(3) 噪声不影响特征提取数量,但对特征值有影

响,因为噪声影响了信号的能量,比较表1中组合1、组合4,组合1中信号1、信号2均无噪声,而组合4中的信号3、信号4分别在信号1、信号2的基础上叠加了相同的高斯白噪声,其特征提取结果却非常接近,比较组合2和组合3也能发现同样结果,说明PCA特征提取

方法对噪声不敏感,假设在相同的测试和运行环境下,噪音对信号的干扰相同,则由PCA方法提取出来的特征将具有很强的稳健性。需要指出的是,也可在进行PCA处理前预先进行消噪处理,以消除噪音对特征数值的影响。

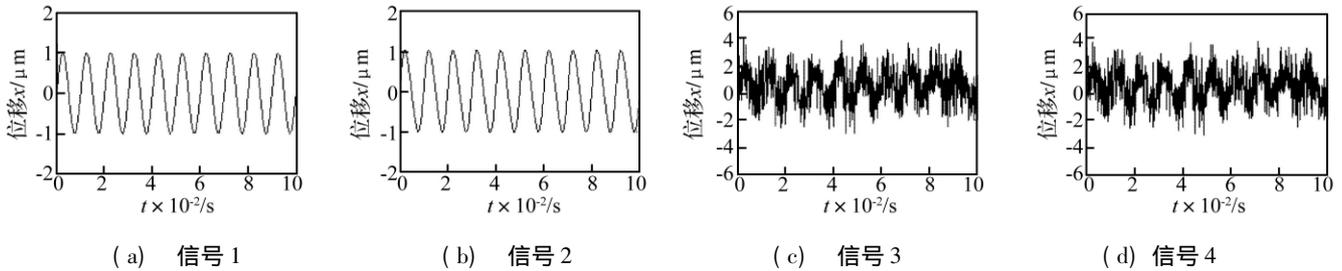


图3 不同模拟信号的时间波形

Fig. 3 The time waveforms for various simulation signals

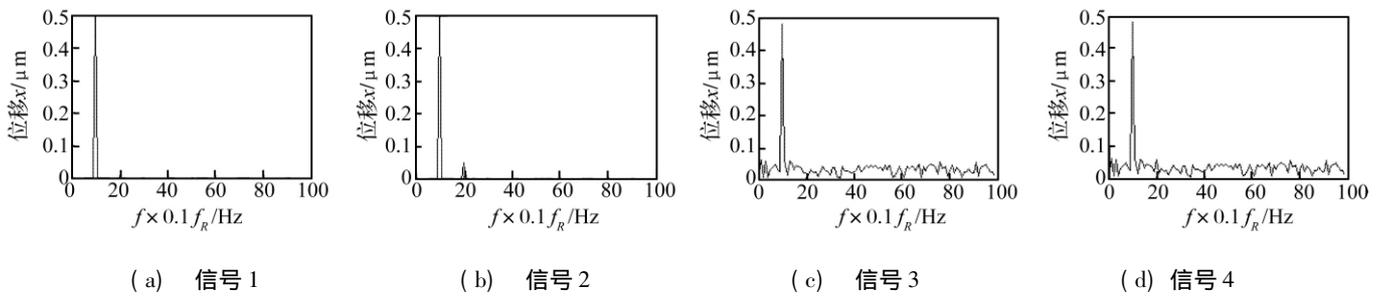


图4 不同模拟信号的频谱

Fig. 4 The spectra for various simulation signals

表1 不同信号组合下的PCA特征提取结果

Tab. 1 The results of feature extraction based on the PCA for various signal combinations

特征	组合1		组合2		组合3		组合4	
	信号1	信号2	信号1	信号4	信号2	信号3	信号3	信号4
特征1	-0.0501	0.0498	-0.3197	0.2647	0.2651	-0.3168	-0.0409	0.0407
特征2	-0.9987	-1.0038	-0.9475	-1.1447	-1.1396	-0.9538	-1.1693	-1.1742

3 基于PCA与一类SVM的转静碰摩故障检测

3.1 碰摩故障动态检测流程

图5为基于一类SVM和PCA的碰摩故障检测流程图。对正常样本集的频谱进行归一化处理后进行PCA处理得到压缩的低维特征,再对正常样本集进行一类SVM学习,得到式(6)描述的正常域。再对测试样本通常进行频谱归一化处理,经PCA变换得到变换矩阵,将原始频谱数据压缩为低维特征后将该低维特征代入式(7),计算得到该特征距正常域球心的距离,并计算出碰摩擦判据RC,再由式(8)根据RC是否大于1,判断出该特征所代表的样本是否在正常域内。如果在,则为正常样本,并可添加到正常样本集中,如不在,则判断为碰摩故障。

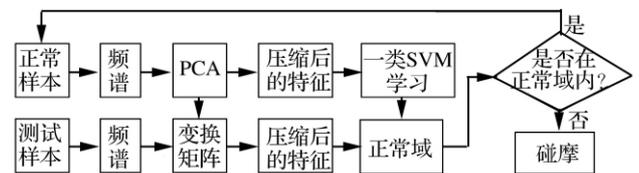


图5 基于一类SVM和PCA的碰摩故障检测流程图

Fig. 5 The flow for testing rubbing fault based the one-class SVM and the PCA

3.2 碰摩故障检测实验

本文利用ZT-3多功能转子故障模拟实验台和DHDAS信号测试分析系统获取了不同转速下正常样本24个和碰摩样本30个,仅用此24个正常样本进行PCA特征提取和一类SVM学习,得到正常域边界。

由于碰摩故障的主要特征是大量倍频分量的出现,而且随着碰摩故障的严重程度,其倍频成分也将增

加,距离正常域球心也将越远,本文首先进行碰摩故障仿真模拟实验分析,设 50 组碰摩故障,其基频相同,二倍频逐渐增加,其表达式如式(16);然后运用实际的碰摩模拟信号进行实验分析。图 6(a)、(b)分别为仿真模拟和实验模拟的不同程度碰摩故障样本计算得到的判据 RC。表 2 为不同高斯核函数参数 σ 对一类学习得到的支持向量个数。其中惩罚系数 $C=1000$ 。

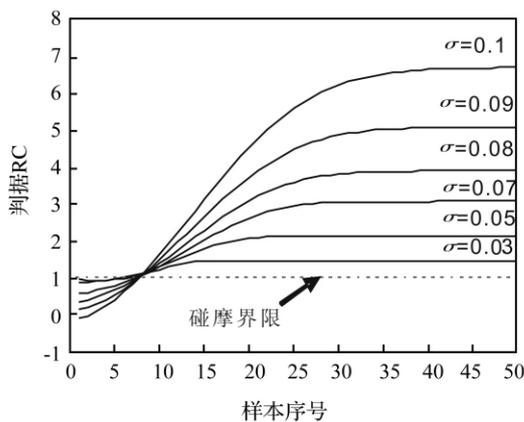
$$f_i(t) = \sin(2\pi f_n t) + 0.1(1 + 0.1i) \cdot \sin(4\pi f_n t), (i = 1, 2, \dots, 50) \quad (16)$$

表 2 不同高斯核函数参数 σ 对正常域支持向量个数的影响 ($C=1000$)

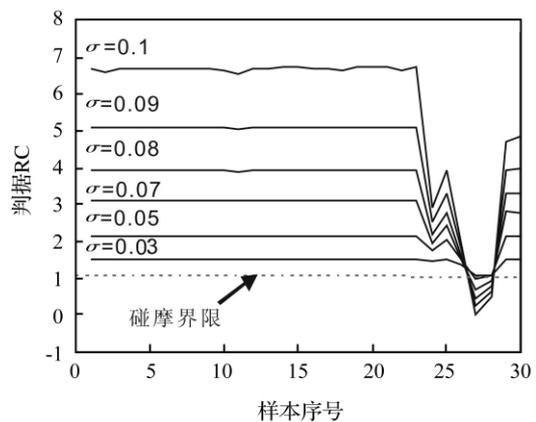
Tab. 2 The effect of Gaussian Kernel function's parameter σ on the number of SVs for the normal border

高斯核函数参数 σ 值	0.1	0.09	0.08	0.07	0.06	0.05	0.04	0.03	0.02	0.01
支持向量数	3	3	3	5	6	9	11	15	21	24

由表 2、图 6 可看出:



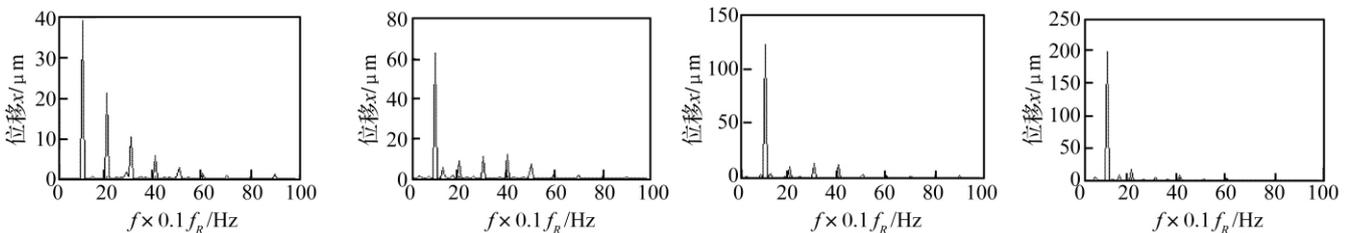
(a) 仿真模拟的碰摩故障检测结果



(b) 实验模拟的碰摩故障检测结果

图 6 不同核函数参数下一类 SVM 对碰摩故障检测结果 ($C=1000$)

Fig. 6 The testing results to rubbing faults by the one-class SVM under the various kernel function parameters



(a) 样本 23 (RC=3.0859) (b) 样本 24 (RC=1.9363) (c) 样本 28 (RC=0.9009) (d) 样本 27 (RC=0.6507)

图 7 四个实验碰摩样本频谱

Fig. 7 The four spectra of experimental rubbing samples

(1) 支持向量机核函数参数(对正常域边界有较大影响,随着 σ 减小,支持向量个数增加,当 σ 达到 0.01 时,支持向量个数为 24,即所有学习样本均为支持向量,判据 RC 均相同,此时,学习机器的推广性很差,而当(在 0.06 到 0.08 之间时,训练样本中仅仅少数为支持向量,由其决定的决策边界将具有更大的推广能力,学习机器的性能将达到最好。

(2) 从图 6(a) 对仿真模拟的碰摩故障检测结果看出,二倍频率越大,碰摩越严重,越偏离正常状态,则判据 RC 的值也越大,其中前 7 个样本由于其二倍频尚小,则此时仍在正常域内,判别为正常状态,后 43 个样本的 RC 值均超过 1,则判别为碰摩擦故障,且随着碰摩故障严重程度的增加,RC 值亦越大。

(3) 实验台实验较难控制碰摩程度,由图 7(a) 看出,前 23 个样本的碰摩擦程度较重,后 7 个较轻,而第 27、28 个样本的 RC 值小于 1,判别为正常状态,比较第 23、24、28、27 号样本频谱,发现其 2 倍频依此降低,对应的 RC 值也依此减小。由此实验与仿真分析验证了本文方法的正确及有效性。

(下转第 38 页)

参考文献

[1] Simiu E ,Scanlan R H. Wind effects on structures[M]. New York: John Wiley and Sons ,1996.

[2] Uematsu Y ,Tsuruishi R. Wind load evaluation system for the design of roof cladding of spherical domes [J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics , 2008 , 96(10 - 11) : 2054 - 2066.

[3] Aung N N ,Jihong Y. Coherence of wind pressure on domes [J]. Journal of Southeast University Edition ,2010 , 26(1) : 100 - 106.

[4] Cheng C M ,Fu C L. Characteristic of wind loads on a hemispherical dome in smooth flow and turbulent boundary layer flow [J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics 2010 ,98(6 - 7) : 328 - 344.

[5] Uematsu Y ,Yamada M ,Inoue A , et al. Wind loads and wind-induced dynamic behavior of a single-layer latticed dome [J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics , 1997 , 66(3) : 227 - 248.

[6] Li Y Q ,Tamura Y ,Yoshida A , et al. Wind loading and its effects on single-layer reticulated cylindrical shells [J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics , 2006 ,94(12) : 949 - 973.

[7] 周炬毅 顾明 米福生 等. 干扰条件下煤棚结构风致干扰特性研究[J]. 振动工程学报 2009 22(6) : 652 - 658. ZHOU Xuan-yi , GU Ming , MI Fu-sheng , et al. Interference effects on wind-induced responses of dry coal sheds [J]. Journal of Vibration Engineering. 2009 22(6) : 652 - 658.

[8] Zhi H Z ,Tamura Y ,Matsui M , et al. Wind tunnel tests and

wind-induced vibration analysis on spherical domes [R]. Fourth International Conference on Advances in Steel Structures ,2005 ,1755.

[9] Faghih A K ,Bahadori M N. Three dimensional numerical investigation of air flow over domed roofs [J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics , 2010 , 98(3) : 161 - 168.

[10] Blessmann J. Researches on wind effects on domes in brazil [J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics ,1996 , 65(1 - 3) : 167 - 177.

[11] Letchford C W ,Sarkar P P. Mean and fluctuating wind loads on rough and smooth parabolic domes [J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics 2000 ,88(1) : 101 - 117.

[12] Ogawa T ,Nakayama M ,Murayama S , et al. Characteristics of wind pressures on basic structures with curved surfaces and their response in turbulent flow [J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics ,1991 , 38(2 - 3) : 427 - 438.

[13] Taylor T J. Wind pressures on a hemispherical dome [J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics , 1991 ,40(2) : 199 - 213.

[14] GB5009 - 2001 建筑结构荷载规范(2006 年版) [S].

[15] AIJ , Recommendations for loads on bulidings and other structures [S]. 1996 , AIJ.

[16] ASCE , Minimum design loads for buildings and other structures [S]. 2006.

(上接第 33 页)

4 结论

针对旋转机械实际运行过程中 ,碰摩故障样本往往较难获取 ,提出了仅仅依靠正常样本的基于一类支持向量机与主成分分析的转静碰摩故障检测方法。该方法首先对正常样本集进行主成分分析(PCA) ,直接从归一化频谱中提取出低维特征 ,然后 运用一类支持向量机对正常样本进行学习 ,获取正常域边界 ,并构造碰摩检测判据 RC ,依据 RC 大于 1 判别出碰摩故障发生与否 ,同时也可根据 RC 值的大小判别碰摩程度的严重与否。最后应用 ZT - 3 实验台模拟碰摩故障样本 ,验证了本文方法的正确有效性。本文方法是针对碰摩故障提出的 ,其基本假设为两类问题 ,即碰摩故障以外的均认为正常 ,因此 ,该方法同样可以应用于其他类别故障的诊断和检测 ,另外 本文提出的频谱数据归一化方法和基于归一化频谱的 PCA 特征提取方法均具有通用性。

参考文献

[1] 孟光. 转子动力学研究的回顾与展望[J]. 振动工程学报 ,2002 ,15(1) : 1 - 9.

[2] 肖健华. 智能模式识别方法[M]. 广州: 华南理工大学出版社 ,2006.

[3] Manevitz L ,Yousef M. One-class document classification via neural networks [J]. Neurocomputing , 2007 , 70 : 1466

- 1481.

[4] Seo K K. An application of one-class support vector machines in content-based image retrieval [J]. Expert Systems with Applications ,2007 ,33: 491 - 498.

[5] 肖健华. 人脸确认的动态支持向量数据描述方法[J]. 中国图象图形学报 ,2006 ,11(1) : 159 - 161.

[6] 范业蓬 罗俊 任民川. 基于一类辨识的航空发动机故障诊断[J]. 燃气涡轮试验与研究 ,2006 ,19(2) : 30 - 32.

[7] Peng Z ,He Y ,Lu Q , et al. Feature extraction of the rub-impact rotor system by means of wavelet analysis [J]. Journal of Sound and Vibration ,2003 ,259(4) : 1000 - 1010.

[8] Lin J ,Qu L S. Feature extraction based on morlet wavelet , its application for mechanical fault diagnosis [J]. Journal of Sound Vibration ,2000 ,234(1) : 5 - 9.

[9] 邓堰 陈果. 一种转子故障信号的小波能量特征自动提取方法及其应用[J]. 应用科学学报 ,2007 ,25(5) : 510 - 515.

[10] 杨江天,陈家骥,曾子平. 基于高阶谱的旋转机械故障征兆提取[J]. 振动工程学报,2001 ,14(1) : 13 - 18.

[11] 胡莺庆,陈敏,温熙森. 随机共振理论在转子碰摩故障早期检测中的应用[J]. 机械工程学报,2001 ,37(9) : 88 - 91.

[12] 程军圣. 基于 EMD 和分形维数的转子系统故障诊断[J]. 中国机械工程 ,2005 ,16(12) : 1088 - 1091.

[13] Chen G. Auto-extracting technique of dynamic chaos features for nonlinear time series [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering ,2006 ,19(4) : 524 - 529.